SADAF
DOCENTES DE ADMINISTRACIÓN FINANCIERA

46 Jornadas Nacionales de Administración Financiera
Septiembre 17 y 18, 2026

Superando la maldición de la dimensionalidad

Optimización de portafolios mediante computación cuántica

Rita Beatriz Morrone
Facundo Ezequiel Fleitas Beltran
Universidad de Buenos Aires – CIMBAGE

SUMARIO

1. Introducción
2. Del modelo clásico a la optimización combinatoria: Fundamentos e implementación en Python
3. El paradigma cuántico: Del QUBO al modelo de Ising de campo transversal
4. Algoritmos cuánticos para la optimización de portafolios: recocido cuántico y QAOA
5. Implementación en simuladores cuánticos: Ocean (D-Wave) y Qiskit (IBM)
6. Conclusiones

Para comentarios:
ritamorrone@economicas.uba.ar
facundofleitas29@gmail.com

Resumen

La optimización de portfolios, constituye una de las problemáticas fundamentales dentro del campo de las finanzas. Tradicionalmente se aborda mediante la Teoría Moderna de Portafolios de Markowitz y su enfoque de Media-Varianza (MVO) la cual busca asignar activos financieros de manera que se maximicen los rendimientos esperados y se minimice el riesgo. Sin embargo, la creciente complejidad de los mercados financieros, caracterizada por el volumen masivo de datos, la alta dimensionalidad y las relaciones no lineales entre activos, ha generado limitaciones operativas en términos de escalabilidad, velocidad y capacidad para incorporar restricciones realistas.

Desde el punto de vista técnico, este modelo se formula como un problema de programación cuadrática que, al incorporar restricciones de cardinalidad y presupuesto, se convierte en un caso de optimización combinatoria perteneciente a la clase NP-dura. Esto implica que conforme crece el número de activos, el tiempo para encontrar la solución óptima aumenta de forma exponencial, fenómeno conocido como la maldición de la dimensionalidad. Además, la incorporación de restricciones como la cardinalidad o los costos de transacción, introduce no convexidad, lo que provoca que los algoritmos clásicos queden atrapados en mínimos locales o requieran tiempos de procesamiento inviables para garantizar una solución de alta calidad.

El objetivo de este artículo es presentar cómo la computación cuántica ofrece un nuevo paradigma para resolver estos problemas. Se busca explicar el proceso de traducción de las necesidades financieras aplicando principios físicos como la superposición, el entrelazamiento y el efecto túnel. Se describe la transformación del problema financiero en un modelo de optimización binaria cuadrática sin restricciones (QUBO) y su equivalencia con el modelo de Ising, permitiendo la aplicación de algoritmos cuánticos como el recocido cuántico (implementado con el SDK Ocean de D-Wave) y el optimizador aproximado cuántico (QAOA) (con Qiskit de IBM).

Desde el punto de vista experimental, el estudio se circunscribe a la implementación en simuladores cuánticos, con el fin de comparar el desempeño de estos enfoques frente a solvers clásicos de optimización en Python para la identificación de asignaciones de activos optimizadas. El trabajo concluye con una revisión de las estrategias híbridas donde la parte cuántica selecciona los activos y la clásica define la distribución de capital, permitiendo así sortear las limitaciones del hardware actual. En este contexto, se justifica la migración de los modelos de optimización continua hacia la optimización binaria (QUBO), dado que esta última refleja con mayor fidelidad la naturaleza discreta y combinatoria de las decisiones de inversión reales. Finalmente, se contextualizan estas ventajas frente a las limitaciones de hardware y el ruido propios de la era NISQ, ofreciendo una visión equilibrada entre el potencial de los algoritmos y la realidad tecnológica actual.

1. Introducción

La optimización de portafolios constituye una de las tareas habituales en las finanzas modernas, cuyo objetivo central es maximizar el retorno esperado de una inversión minimizando el riesgo asociado (Markowitz, 1952; Naik *et al*., 2025). Tradicionalmente, este problema se ha abordado mediante la teoría moderna de portafolios (MPT) y su enfoque de media-varianza (MVO), que permite identificar carteras eficientes bajo supuestos de mercados ideales (Markowitz, 1952; Morapakula *et al*., 2025). Sin embargo, la incorporación de restricciones del mundo real, como límites de cardinalidad, lotes mínimos de compra o presupuestos acotados, transforma este modelo en un problema de optimización combinatoria perteneciente a la clase NP-dura (Glover *et al*., 2018; Naik *et al*., 2025).

Esta complejidad técnica da lugar a la denominada *maldición de la dimensionalidad*, un fenómeno donde el espacio de búsqueda de soluciones crece de forma exponencial, dado que conforme aumenta el número N de activos analizados, se deben considerar 2^N combinaciones (Glover *et al*., 2018; Herman *et al*., 2022). Como ejemplo, si se toma un universo de 50 activos, una computadora clásica debería evaluar aproximadamente 2^{50} estados posibles, una cifra que desborda la capacidad de memoria de los sistemas modernos y provoca que los algoritmos tradicionales queden atrapados en mínimos locales (Paz *et al*., 2024; Cohen *et al*., 2020).

Ante estas limitaciones, la computación cuántica surge como un nuevo paradigma capaz de procesar información a mayores escalas mediante el aprovechamiento de propiedades físicas como la superposición coherente y el entrelazamiento (Naik *et al*., 2025; Paz *et al*., 2024). A diferencia de los métodos clásicos que evalúan trayectorias de forma secuencial, los algoritmos cuánticos facilitan la exploración simultánea de soluciones, utilizando la interferencia para amplificar las respuestas correctas y cancelar las erróneas (Farhi *et al*., 2014; Paz *et al*., 2024). En este contexto, han surgido dos tipos de algoritmos, el *recocido cuántico* (*quantum annealing*), implementado en hardware especializado como el de D-Wave, y el algoritmo de optimización aproximada cuántica (QAOA), diseñado para procesadores universales basados en puertas lógicas (Morapakula *et al*., 2025).

En la actualidad, el desarrollo de estos modelos se enmarca en la era NISQ (*noisy intermediate-scale quantum*), etapa caracterizada por procesadores de escala intermedia que son altamente sensibles al ruido y a la decoherencia (Naik *et al*., 2025; Herman *et al*., 2022). Debido a estas restricciones físicas, la estrategia más eficiente consiste en el uso de arquitecturas híbridas, donde la computadora cuántica (QPU) actúa como un co-procesador especializado en resolver la selección combinatoria de activos, mientras que la computadora clásica (CPU) gestiona la asignación de pesos continuos y el ajuste fino del riesgo (Morapakula *et al*., 2025; Egger *et al*., 2020).

El presente artículo tiene como objetivo principal explorar y evaluar el potencial de la computación cuántica para superar las limitaciones operativas de los métodos clásicos en la optimización de portafolios financieros, específicamente frente a la maldición de la dimensionalidad que afecta a los modelos de optimización combinatoria. Para ello, se propone un recorrido que parte de la formulación clásica de media-varianza de Markowitz, avanza hacia su discretización mediante un modelo de *optimización binaria cuadrática sin restricciones*

(QUBO) con restricción presupuestaria, y culmina en el mapeo de dicho problema al modelo de Ising cuántico, estableciendo las correspondencias entre parámetros financieros y físicos.

Desde el punto de vista experimental, el estudio se circunscribe a la implementación en simuladores cuánticos, utilizando los SDKs Ocean de D-Wave y Qiskit de IBM, con el fin de comparar el desempeño de los enfoques cuánticos, recocido cuántico y QAOA, frente a *solvers* clásicos de optimización en Python. De este modo, se busca proporcionar una visión equilibrada que, sin desconocer las limitaciones del hardware actual en la era NISQ, evidencie las ventajas conceptuales y prácticas del paradigma cuántico para la resolución de problemas financieros de alta complejidad.

El artículo se organiza en cuatro secciones luego de esta introducción. En la sección 2 se presentan los conceptos de la teoría moderna de portafolios de Markowitz, se exponen sus limitaciones operativas frente a restricciones de mercado reales, se formula el problema como un modelo QUBO con penalización presupuestaria y se describe la implementación en Python con *solvers* tradicionales, que servirá como línea de base para la comparación posterior.

En la sección 3 se exponen los fundamentos de la computación cuántica, superposición, entrelazamiento y paralelismo, se detalla el mapeo del modelo QUBO al hamiltoniano de Ising clásico y su posterior extensión al modelo de Ising de campo transversal (TFIM), estableciendo las correspondencias entre parámetros financieros y físicos.

En la sección 4 se presentan los dos algoritmos cuánticos principales para la optimización de portafolios, el recocido cuántico (*quantum annealing*) y el algoritmo de optimización aproximada cuántica (QAOA), describiendo sus fundamentos operativos, sus diferencias paradigmáticas y el contexto de aplicación de cada uno.

En la sección 5 se realiza la implementación práctica de ambos algoritmos en simuladores cuánticos, utilizando los SDKs Ocean de D-Wave y Qiskit de IBM. Se presentan los resultados obtenidos, comparando el desempeño frente a los solvers clásicos. Finalmente, se exponen las conclusiones del estudio y se discute las limitaciones del hardware actual en la era NISQ esbozando las perspectivas futuras de la computación cuántica en el ámbito de las finanzas.

2. Del modelo clásico a la optimización combinatoria: Fundamentos e implementación en Python

2.1 Modelo clásico de media-varianza

El trabajo original de Markowitz y su enfoque de media-varianza (Markowitz, 1952, 1959) plantea un escenario donde el inversor promedio actuará en base a dos criterios, maximización del retorno esperado o minimización del riesgo. Para un riesgo dado se tratará de hallar el conjunto de activos financieros que maximice la rentabilidad esperada. Análogamente para cierta rentabilidad esperada se buscará minimizar el riesgo del portafolio. El problema de la elección del portafolio óptimo de esta manera se convierte en uno donde lo más importante es la decisión de la combinación entre retorno esperado y riesgo.

El modelo trabajará sobre ciertos supuestos que permitirán el correcto funcionamiento de este en la teoría. Aquellos que se refieren al comportamiento del individuo lo caracterizan como un ser racional, averso al riesgo y que actúa en base a la maximización de su utilidad futura.

Sin embargo, los supuestos más importantes a tratar en el artículo serán aquellos que condicionan de alguna manera los mercados financieros. Como ejemplo, se sostiene el supuesto de perfecta divisibilidad de los activos financieros y de la inexistencia de fricciones en los mercados, el primero permite la compra de fracciones de activos financieros y el segundo omite la existencia de costos de transacción o impuestos.

Formalmente, el problema de optimización viene dado por la minimización del riesgo del portafolio dado un nivel de retorno esperado. Se tomará como medida del riesgo del portafolio una medida estadística de dispersión como lo es el desvío. El retorno esperado de la cartera estará dado por la esperanza matemática de los retornos esperados de cada activo que la conforma. Expresando la ecuación del problema,

$$\text{Min} \left\{ \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} w_i w_j \sigma_{ij} - \sum_{i=1}^{n} w_i \mu_i \right\} \text{ s.a } \sum_{i=1}^{n} w_i = 1 \qquad \textit{Ec 1}$$

En términos matriciales,

$$\text{Min} \left(w^T \Sigma w - \mu^T w \right) \qquad \textit{Ec 2}$$

donde $w \in R^{n \times 1}$ es el vector de ponderaciones continuo, $\Sigma \in R^{n \times n}$ es la matriz de varianzas y covarianzas de los activos y siendo $\mu \in R^{n \times 1}$ el vector de retornos esperados de los activos.

2.2 Restricciones de mercado y discretización del modelo

La problemática con el modelo de optimización clásica aparece en la realidad donde los supuestos teóricos se enfrentan a limitaciones prácticas, no logrando representar con fidelidad el comportamiento de los mercados. Un caso donde se observa esto es la obligación por parte de los mercados hacia los inversores institucionales a operar con lotes mínimos de compra o lotes de compra múltiplos a un valor determinado por ellos. Siguiendo esta línea, si se quisiera operar con derivados financieros como opciones financieras o futuros, estos últimos solo se pueden negociar en unidades enteras. En consecuencia, el supuesto de perfecta divisibilidad de los activos financieros pierde fuerza para explicar el comportamiento de los mercados.

Sumado a esto, se deberá tener en cuenta que ante la volatilidad de los mercados financieros los inversores no plantearán estrategias estáticas, en cambio realizarán un "rebalanceo dinámico" para mantener su perfil de riesgo-retorno. Del modelo clásico se podrá obtener como resultado un portafolio conformado por fracciones de activos, en la realidad podemos observar costos de transacción fijos o variables que reducirían la rentabilidad del activo si este se opera en unidades fraccionarias pequeñas. Podría modelarse mejor el problema, si se plantearan límites discretos en la cantidad de acciones mínimas a comprar y en la cantidad máxima de activos dentro del portafolio. Esta discretización transforma la formulación original convexa en un problema de programación entera mixta no lineal, perteneciente a la clase Np-Dura.

En base a estos puntos se plantea el problema de optimización con la modificación de que únicamente se podrán operar unidades enteras de los activos financieros, para hacer del modelo una explicación más fiel de la realidad. Formalmente,

$$\min \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} x_i x_j \sigma_{ij} - \sum_{i=1}^{n} x_i \mu_i \qquad \textit{Ec 3}$$

donde x_i representa la variable decisión de compra del activo i, $\mu_i$representa el retorno esperado del activo i y σ_{ij}representa la covarianza entre los activos i y j

$$X^T \Sigma X - [\mu]^T X \qquad \textit{Ec 4}$$

donde $X \in \{0,1\}^n$ es un vector de variables de decisión binarias (el 1 indica la compra del activo) $\Sigma \in R^{n \times n}$ es la matriz de varianzas y covarianzas de los activos y $\mu \in R^{n \times 1}$ el vector de retornos esperados de los activos.

2.3 Optimización combinatoria y modelos QUBO

Al plantearse el problema desde la perspectiva de compra o no compra del activo teniendo en cuenta unidades enteras, se podrá interpretar el problema como uno de optimización combinatoria (Glover *et al*., 2018). Este tipo de problemas ocurre cuando se tiene un conjunto de decisiones del tipo sí o no, que individualmente tienen una función asociada que será su costo/beneficio. En términos generales, dado un cierto número de espacios debo elegir qué elemento ubico en cada espacio de tal manera que el costo asociado a toda la combinación sea el mínimo posible (o de tal manera que el beneficio asociado a toda la combinación sea el máximo posible).

La resolución de problemas de optimización combinatoria con computadoras clásicas requiere actualmente una gran cantidad de recursos y conlleva altos tiempos de cómputo, esto se debe a la naturaleza de los algoritmos clásicos de "fuerza bruta" que prueban cada una de las posibles trayectorias del problema para luego comparar resultados. Al aumentar el número de variables a analizar el crecimiento del tiempo de cómputo es exponencial. En el caso específico donde se trabaja con optimización de portafolios si se tienen en cuenta tan solo 50 activos financieros (número de acciones dentro del índice Euro Stoxx 50) y tomáramos como referencia de cálculo una potencia de 1.000.000.000 de operaciones por segundo (esto quiere decir que se analizan 1.000.000.000 de las posibles combinaciones de portafolio por segundo). El total de combinaciones posibles es de 1.099.511.627.776 (más de un billón de combinaciones) lo que tardaría un total de 13,03 días para su cálculo, y si agregáramos 10 activos el tiempo de cálculo ascendería a 37 años.

Importantes avances en la optimización combinatoria vinieron de la mano, con la implementación de modelos QUBO (*quadratic unconstrained binary optimization*). La relevancia que tienen los modelos al abarcar problemas de optimización combinatoria se ve reforzada ante el hecho de que puede demostrarse su equivalencia con el modelo de Ising. Este último juega un rol prominente en la física, lo que permite pensar a los modelos QUBO como soluciones para problemáticas de física aplicada con solución en la computación cuántica. Sumado a esta ventaja, se tiene que los problemas de optimización binaria con restricciones podrán ser reformulados, a partir de una función de penalidad (Glover *et al*., 2018). Esta función de penalidad permite transformar restricciones del tipo inecuación, a un problema de optimización tradicional con sola una función objetivo (esto nos permitirá luego trabajar con computadoras cuánticas de una manera "natural").

Así el problema de optimización del portafolio será primero formulado como un modelo QUBO para luego hallar su equivalente en un modelo de Ising. Para integrar condiciones de la realidad al problema se le agregará una restricción presupuestaria, reformulando el problema original a través de una función de penalidad cuadrática utilizando variables de holgura (Codognet, 2025, Sharma & Lau, 2025). Se deberá tener en cuenta que el uso de variables de holgura es de ayuda en el planteamiento del problema, pero también es un limitante para el mismo ya que por cada variable de holgura binaria a utilizar se necesitará un qubit extra en la unidad de procesamiento quántico (QPU) (Sharma & Lau, 2025). La restricción estará dada por

$$B_{inferior} \leq \sum_{i=1}^{n} P_i \, x_i \leq B_{superior} \qquad Ec\ 5$$

donde, P_i representa el precio del activo i y x_i representa la variable decisión de compra del activo i.

Reformulando la restricción como una igualdad exacta,

$$\sum_{i=1}^{n} P_i x_i + S = B_{superior} \qquad Ec\ 6$$

donde S debe cumplir $0 \leq S \leq B_{superior} - B_{inferior}$ Al agregar una nueva variable, que puede tomar valores no binarios se deberá representar a la misma como una suma de variables binarias auxiliares a través de una expansión de base 2,

$$S = \sum_{k=0}^{K} 2^k s_k \qquad Ec\ 7$$

Donde $s_k \in \{0,1\}$ y $K = Entero\left(\log_2\left(B_{superior} - B_{inferior}\right)\right)$, siendo K conceptualmente el número de qubits extras que se necesitaran para la resolución del problema. Reemplazando S en la restricción se tiene

$$\sum_{i=1}^{n} P_i x_i + \sum_{k=0}^{K} 2^k s_k - B_{superior} = 0 \qquad Ec\ 8$$

La función de penalidad queda definida de la siguiente manera

$$Penalidad = \lambda\left(\sum_{i=1}^{n} P_i x_i + \sum_{k=0}^{K} 2^k s_k - B_{superior}\right)^2 \qquad Ec\ 9$$

El problema de optimización final formulado como un modelo QUBO, queda expresado de la siguiente manera

$$\left\{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} x_i x_j \sigma_{ij} - \sum_{i=1}^{n} x_i \mu_i + \lambda\left(\sum_{i=1}^{n} P_i x_i + \sum_{k=0}^{K} 2^k s_k - B_{superior}\right)^2\right\} \qquad Ec\ 10$$

donde λ es un coeficiente de penalidad, que dependiendo del valor que se le asigne castiga en mayor o menor medida al algoritmo cuando calcule un portafolio que se desvíe del límite de presupuesto. A partir de la ecuación 10 se continuará trabajando en la sección 3 para pasar del modelo QUBO obtenido a un hamiltoniano de Ising, desarrollándose las equivalencias posibles

entre el modelo financiero y el físico y la solución propuesta dentro del área de la computación cuántica.

2.4 "Maldición de la dimensionalidad" y aplicación práctica en Python

Markowitz originalmente (Markowitz 1952, 1959) plantea un problema de programación cuadrática, el cual es convexo y fácil de resolver sin necesidad de una gran capacidad de hardware. El trabajo de Markowitz abrió el camino para el desarrollo de diferentes modelos de optimización de portafolios que buscarían cubrir las deficiencias de este e intentar superarlo. Revisando los métodos con mayor relevancia se podrán dividir en tres grandes grupos (Gunjan & Bhattacharyya, 2023), modelos clásicos y estadísticos, modelos de *machine learning* y por ultimo los algoritmos evolutivos o modelos "metaheurísticos".

Dentro de los modelos clásicos podemos encontrar el modelo de media-varianza (Markowitz & Todd, 2000), el cual requiere el cálculo de la matriz de covarianza de los activos, que mide como se relacionan los activos entre sí, a medida que el número de activos crece el tamaño de la matriz aumenta cuadráticamente. Siguiendo la misma línea, modelos basados en el VaR (Jorion, 2007) fallan al utilizarle con portafolios que manejan grandes cantidades de activos (Gunjan & Bhattacharyya, 2023), al no tener una forma funcional analítica y generalmente presentar una función no lineal y no convexa el proceso de optimización termina por brindar como solución mínimos locales ante del crecimiento del número de activos a analizar.

Los modelos que hacen uso de técnicas de *machine learning* no sufren de la "maldición de la dimensionalidad" en términos de tiempo o costo computacional sino que, al enfrentarse a grandes cantidades de activos, pierden la capacidad predictiva para inferir patrones válidos dentro de los datos. Dentro de estos podemos encontrar modelos de aprendizaje por refuerzo (*reinforcement learning)*, redes neuronales (*neural networks)* o modelos SVM (*support vector machine*).

En los primeros, un "agente" debe recorrer un espacio de estados y tomar acciones para recibir recompensas, al aumentar el número de recorridos que debe realizar este agente aumentan exponencialmente impidiendo un correcto aprendizaje. En el caso de las redes neuronales estas si pueden manejar cantidad masivas de datos, pero exigen una capacidad de computación drásticamente superior con las demás alternativas y presenta una estructura de "caja negra" lo que reduce su capacidad auto explicativa. Los modelos SVM, presentan dificultades cuando se enfrentan a grandes volúmenes de datos por la presencia de ruido estadístico, lo que hace que el margen de separación entre una buena y mala inversión sea más borroso y el desempeño del modelo disminuya.

Los modelos metaheurísticos se basan en algoritmos evolutivos que explican el proceso de evolución biológica. Dentro de estos, se encontrarán algoritmos como el de optimización por enjambre de partículas, optimización por colonia de hormigas y algoritmos multiobjetivo. El primero no puede manejar problemas de optimización discreta de manera nativa y además tiende a converger prematuramente lo que hará que devuelva mínimos locales. En el segundo la distribución probabilística que guía a los "agentes" cambia drásticamente entre iteraciones del bucle, lo que provoca que el tiempo de convergencia no esté garantizado. Los algoritmos multiobjetivo tienen problemas al enfrentarse a entornos de hiperdimensionalidad donde el manejo de los hiperparámetros del modelo se dificulta.

A continuación, se desarrolla un ejemplo del proceso de optimización de portafolio clásico a través del lenguaje de programación Python. Para tal fin, se selecciona un universo de 10 activos teniendo en cuenta una restricción presupuestaria. Se realiza la optimización de manera entera y binaria. El algoritmo de "fuerza bruta" ejecuta tantas iteraciones como combinaciones posibles de portafolios existan; en el caso de estos 10 activos, las combinaciones posibles son 1.024. Se calcula la matriz de covarianza de los activos, que crece de manera cuadrática $o(n^2)$ con respecto a estos, esto quiere decir que si la cantidad de activos se duplica el costo computacional para calcular la matriz se cuadruplica. En este ejemplo, una matriz de 10 activos requiere del cálculo de 100 covarianzas, como se ve en la ilustración 1.

Ilustración 1: Matriz de covarianzas

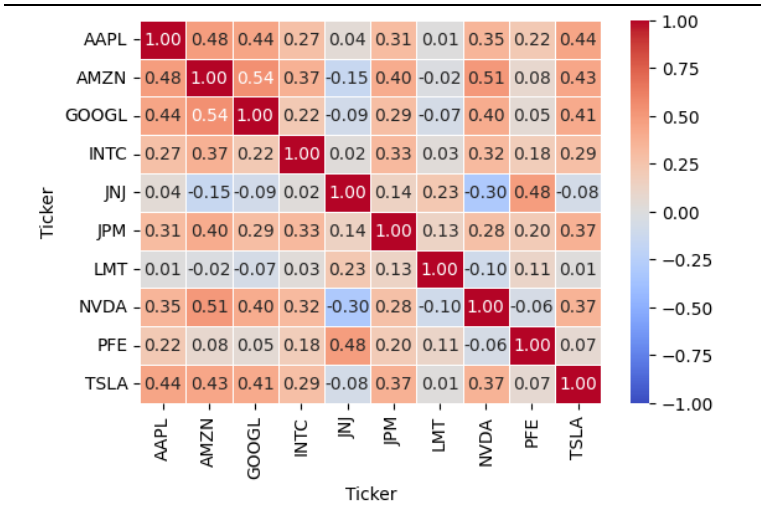
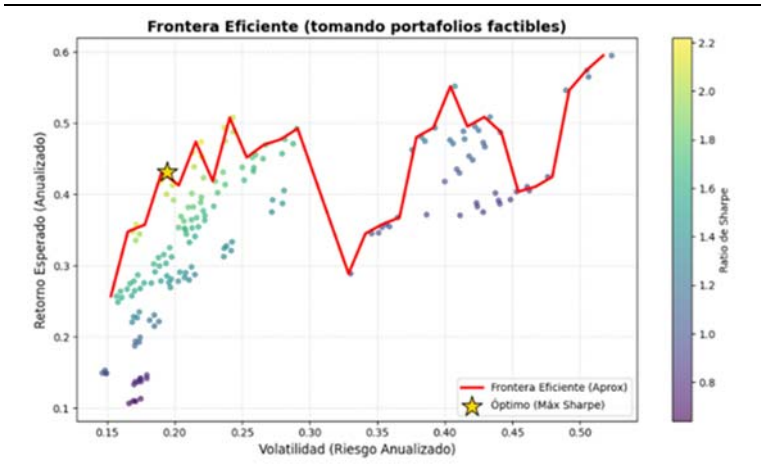


Ilustración 2: Frontera eficiente



Luego, se calcula el ratio de Sharpe, el cual se toma como medida de rendimiento del portafolio de cada combinación posible de activos. Se seleccionan los cinco portafolios con mayor ratio de sharpe que se encuentren dentro de la restricción de presupuesto. En este proceso iterativo es donde aparece el problema más grave, ya que al aumentar el número de activos que se

incluyen dentro del portafolio, utilizando cantidades binarias o enteras, el número de combinaciones posibles crece de manera exponencial $o(n^2)$, lo que análogamente aumenta el costo computacional del problema de manera drástica al considerar más activos. Se puede observar en la ilustración 2 que la frontera eficiente obtenida no tiene la forma clásica continua, sino que presenta picos más drásticos, esto es debido a la discretización del problema.

Puede tomarse noción del problema con la maldición de la dimensionalidad cuando se compara el tiempo de cómputo necesario para iterar sobre la totalidad de las combinaciones posibles de portafolios simulando una potencia de cálculo de 1.000.000.000 de operaciones por segundo, existen computadoras con una potencia de cálculo mayores, pero son de difícil acceso físico debido a sus altos costos y aquellas firmas que acceden a ellas lo hacen a través de servicios en la nube.

Podrá observarse en las ilustraciones 3 y 4 que a partir de una cantidad de activos mayor o igual a 50, los tiempos de cómputo necesarios ascienden desde 13 días para 50 activos hasta más de 1.000 años en el caso de 65 activos a considerar. Esta es una limitación importante a considerar a la hora de realizar una optimización de portafolios, ya que con la rapidez de los movimientos de los mercados financieros actuales es necesario un rebalanceo constante de las cantidades invertidas en los diversos activos, si esto no puede realizarse de una manera eficiente y rápida el inversor podría quedarse fuera de los movimientos del mercado que lo beneficiarían.

Ilustración 3: Crecimiento exponencial de combinaciones frente al tiempo de cómputo

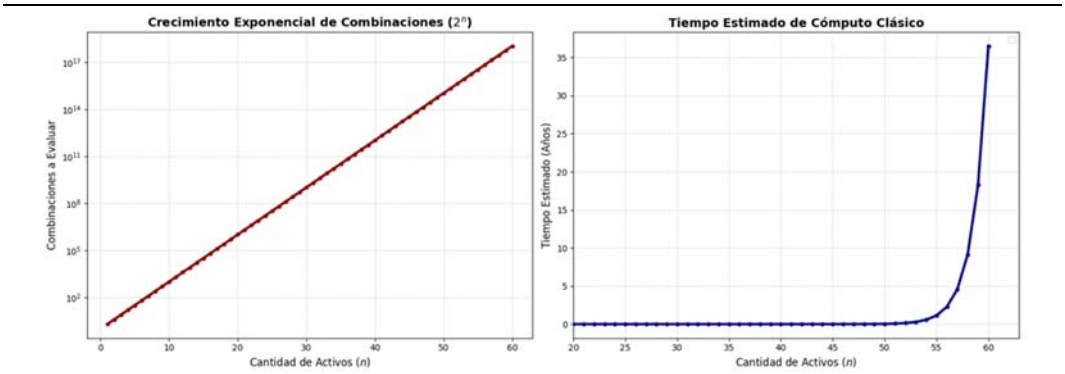


Ilustración 4: Comparativa del número de activos / combinaciones y tiempo de cómputo clásico

Activos en Portafolio (n)	Total de Combinaciones (2^n)	Tiempo de Cómputo Clásico
30	1,073,741,824	1.0737 Segundos
40	1,099,511,627,776	18.33 Minutos
50	1,125,899,906,842,624	13.03 Días
55	36,028,797,018,963,968	1 Años
60	1,152,921,504,606,846,976	37 Años
65	36,893,488,147,419,103,232	1,169 Años
70	1,180,591,620,717,411,303,424	37,411 Años
75	37,778,931,862,957,161,709,568	1,197,142 Años
80	1,208,925,819,614,629,174,706,176	38,308,548 Años
90	1,237,940,039,285,380,274,899,124,224	39,227,952,673 Años
100	1,267,650,600,228,229,401,496,703,205,376	40,169,423,537,539 Años

El recorrido desarrollado en esta sección ha permitido evidenciar las limitaciones operativas del enfoque clásico de media-varianza cuando se enfrenta a restricciones de mercado reales. La necesidad de discretizar el problema, incorporando decisiones de compra/venta en unidades enteras y un presupuesto acotado, transforma la formulación convexa original en un problema de optimización combinatoria NP-duro, donde el tiempo de cómputo crece exponencialmente con el número de activos. Esta "maldición de la dimensionalidad" constituye el principal obstáculo que motiva la búsqueda de nuevos paradigmas computacionales. En la siguiente sección se explorará cómo la computación cuántica, a través del modelo de Ising, ofrece un camino alternativo para abordar esta complejidad, traduciendo el problema financiero a un lenguaje físico que los algoritmos cuánticos pueden procesar de manera natural.

3. El paradigma cuántico: Del QUBO al modelo de Ising de campo transversal

3.1 Fundamentos de la computación cuántica aplicados a la optimización de carteras

Las computadoras cuánticas, cuyos fundamentos fueron propuestos en la década de 1980 por Richard Feynman para la simulación de sistemas cuánticos (Feynman, 1982), y posteriormente formalizados por David Deutsch como un modelo de computación universal (Deutsch, 1985), se basan en leyes conocidas y estudiadas por la física cuántica con bastante anterioridad. Una de las problemáticas que demoró su aparición es el estricto control que se requiere sobre el estado de un sistema físico, el control de su evolución temporal y la capacidad de medición de un estado individual. Por otra parte, la dinámica de un sistema cuántico es sumamente complicada de simular con una computadora digital en costos de cómputo. Si se pretende almacenar información en la memoria acerca del estado del sistema, se requiere un orden de 2^Nnúmeros complejos, sumado a que la dinámica implica resolver numéricamente ese mismo número de ecuaciones acopladas utilizando matrices de evolución de dimensión $2^N x 2^N$. Para este problema, cualquier simulación numérica requiere recursos que aumentan de forma exponencial.

En contraste con las limitaciones clásicas, el enfoque cuántico para la optimización propone un cambio de paradigma al aprovechar fenómenos como la superposición y el entrelazamiento para procesar información a escalas inalcanzables para la tecnología convencional (Fernández-Pendás *et al*., 2022; Paz *et al*., 2024; Morapakula *et al*., 2025). En lugar de evaluar cada combinación de activos de forma secuencial, algoritmos como el recocido cuántico (*quantum annealing*) y el QAOA (*quantum approximate optimization algorithm*) utilizan la dinámica física intrínseca de los sistemas cuánticos para explorar espacios de soluciones masivos de manera simultánea (Farhi *et al*., 2014; Naik *et al*., 2025).

Para comprender el alcance de las computadoras cuánticas, es importante distinguir sus propiedades operativas frente a los sistemas clásicos. La unidad estructural de estos dispositivos es el qubit, el cual, a diferencia del bit convencional limitado a estados discretos de 0 o 1, posee asociados dos estados ortogonales$|0\rangle , |1\rangle$ que forman la base computacional $\{|0\rangle , |1\rangle\}$ (Paz *et al*., 2024). Un qubit no se restringe a encontrarse en un estado único, sino que su condición más general es la superposición coherente, expresada matemáticamente como $|\phi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle$, donde las amplitudes complejas α y β definen la probabilidad de medir cada estado (Naik *et al*., 2025; Paz *et al*., 2024). Consecuentemente, un sistema de qubits define un espacio de

Hilbert de dimensión 2^N, lo que faculta al hardware para representar y procesar simultáneamente una cantidad masiva de estados que excede la capacidad de las memorias digitales tradicionales.

Otra propiedad crítica es el entrelazamiento, un fenómeno donde los estados de múltiples qubits quedan vinculados de forma intrínseca, imposibilitando la descripción de un qubit de manera independiente a los demás del sistema (Naik *et al*., 2025; Paz *et al*., 2024). Esta capacidad permite codificar correlaciones no locales, donde el cambio en el estado de una partícula influye instantáneamente en el de sus compañeras entrelazadas, independientemente de la distancia física (Paz *et al*., 2024). Este concepto resulta idóneo para modelar la interdependencia y las covarianzas entre activos financieros. Dado que en un portafolio el riesgo no es una variable aislada, sino que depende de los movimientos conjuntos del mercado, el entrelazamiento permite que el hardware cuántico traduzca estas relaciones complejas de forma nativa.

Finalmente, la evolución temporal de un sistema cuántico cerrado se canaliza a través de un operador unitario y reversible, lo que garantiza la conservación de las probabilidades y permite que la dinámica pueda invertirse teóricamente sin pérdida de información (Paz *et al*., 2024). Dicha evolución está gobernada por el hamiltoniano (H) del sistema, el cual representa su energía total y actúa como el generador de estas transformaciones. En el ámbito de la optimización financiera, el objetivo fundamental es identificar el estado fundamental o de mínima energía del sistema, el cual, bajo un mapeo matemático adecuado, codifica la solución óptima a un problema combinatorio complejo (Fernández-Pendás *et al*., 2022).

Estas capacidades facultan el paralelismo cuántico, definido como la habilidad de un algoritmo para evaluar una función sobre una superposición de todas las entradas posibles en un único paso operativo. Sin embargo, dado que la información reside en la fase del sistema, se requiere de la interferencia cuántica para que las amplitudes de probabilidad de las soluciones erróneas se cancelen entre sí y la probabilidad de obtener la respuesta correcta se amplifique mediante la manipulación de estados coherentes (Farhi *et al*., 2014; Paz *et al*., 2024). El proceso de cómputo concluye con la medición, un acto proyectivo que colapsa el estado de superposición hacia un autoestado de la base computacional, introduciendo un indeterminismo fundamental donde la respuesta se extrae estadísticamente siguiendo la regla de Born (Naik *et al*., 2025; Paz *et al*., 2024). Dicha regla establece que la probabilidad de obtener un resultado determinado al medir un observable es igual al módulo al cuadrado de la proyección del estado del sistema sobre el autoestado correspondiente (Naik *et al*., 2025). Este postulado es clave para la física cuántica, al permitir interpretar el cuadrado de la función de onda como una densidad de probabilidad para encontrar al sistema en una configuración específica (Paz *et al*., 2024).

3.2 El modelo de Ising como lenguaje de la optimización

Para que el hardware cuántico pueda resolver un problema de optimización financiera, es necesario traducir las necesidades lógicas a un lenguaje físico, a través del modelo de Ising, originalmente concebido para estudiar el ferromagnetismo en redes de espines interactuantes (Pérez Nadal, s.f.). En este modelo, cada decisión binaria (como invertir o no en un activo) se mapea a la orientación de un espín que puede apuntar en dos direcciones opuestas ($+1$ o -1), estableciendo un puente directo entre la optimización combinatoria y la física estadística

(Cohen *et al*., 2020; Naik *et al*., 2025). Este enfoque se fundamenta principalmente en el teorema adiabático, el cual establece que, si un sistema evoluciona con la lentitud suficiente, puede alcanzar su estado fundamental de mínima energía, el cual representa matemáticamente la solución óptima al problema planteado (Farhi et al., 2014; Naik *et al*., 2025; Morapakula *et al*., 2025).

Para que este hardware pueda interpretar las necesidades financieras, el problema se traduce a una formulación de optimización binaria cuadrática no restringida (QUBO), la cual es equivalente al modelo de Ising de la física y permite unificar problemas NP-duros bajo una estructura matemática común de espines interactuantes (Glover *et al*., 2019; Naik *et al*., 2025). El modelo de Ising clásico se expresa mediante la siguiente función de energía:

$$H = \sum_{i=1}^{m} h_i s_i + \sum_{i<j}^{m} J_{ij} s_i s_j \qquad \textit{Ec 11}$$

donde:

$s_i \in \{-1; +1\}$ es la variable espín que representa la decisión binaria.
h_i es el campo magnético local que actúa sobre el espín i.
J_{ij} representa el acoplamiento o interacción entre los espines i y j.

El problema de optimización se transforma, de tal manera, en un problema donde el objetivo será hallar el estado fundamental del sistema, es decir, la configuración de espines que minimiza la energía total. Este estado fundamental codifica la solución óptima al problema combinatorio original.

3.3 Mapeo del QUBO al Ising clásico: La primera traducción financiero-física

El punto de partida para la mayoría de los problemas de optimización combinatoria en computación cuántica es el modelo QUBO. Este permite unificar una amplia variedad de problemas NP-duros bajo una única estructura matemática (Glover *et al*., 2019; Naik *et al*., 2025). En esta etapa, el problema es puramente combinatorio y las variables se tratan como bits binarios, $x_i \in \{0,1\}$ que representan la decisión de invertir o no invertir en un activo financiero (Cohen *et al*., 2020). Dado que el modelo es no restringido, las restricciones financieras, se integran mediante funciones de penalización (Glover *et al*., 2019; Morapakula *et al*., 2025). Para transformar la restricción de presupuesto en una igualdad penalizable, se introducen variables de holgura (s_k) mediante una expansión binaria. A partir de la formulación del problema de optimización de portafolios con restricción presupuestaria obtenida en la sección 2.3:

$$\left\{ \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} x_i x_j \sigma_{ij} - \sum_{i=1}^{n} x_i \mu_i + \lambda \left(\sum_{i=1}^{n} P_i x_i + \sum_{k=0}^{K} 2^k s_k - B_{superior} \right)^2 \right\} \qquad \textit{Ec 12}$$

Se procede a operar algebraicamente para fusionar la función objetivo (que mide riesgo y retorno) con el desarrollo del término de penalización. Al expandir el cuadrado, se obtienen tanto términos individuales como interacciones entre pares de variables (Glover *et al*., 2019). Aprovechando la identidad fundamental de las variables binarias, donde $x_i^2 = x_i$, los coeficientes de retorno esperado y riesgo individual se agrupan con los términos lineales de la penalización para conformar la diagonal principal (Q_{ii}) de la matriz. Simultáneamente, las covarianzas

entre activos y los productos cruzados derivados de la penalización se consolidan en los elementos fuera de la diagonal (Q_{ij}), asegurando que cualquier configuración que viole el presupuesto reciba un costo energético adicional. De esta manera, la matriz Q codifica tanto la función objetivo como las restricciones del problema mediante funciones de penalización cuadrática (Glover *et al*., 2019; Naik *et al*., 2025). Formalmente, el objetivo es minimizar la función de costo:

$$y = x^T Q x = \sum_i Q_{ii} x_i + \sum_{i<j} Q_{ij} x_i x_j \qquad \textit{Ec 13}$$

Donde la diagonal principal (Q_{ii}) codifica los retornos individuales y varianzas, mientras que los elementos fuera de la diagonal (Q_{ij}), representan las covarianzas de riesgo y los términos cruzados de las penalizaciones. La conexión entre el modelo QUBO y el modelo de Ising clásico se establece mediante la transformación de variables $x_i = \frac{s_i+1}{2}$, donde $s_i \in \{-1,1\}$ representa el espín cuántico. Un espín en estado +1 representa la inclusión de un activo en la cartera, mientras que el estado −1 representa su exclusión. Esta transformación preserva la equivalencia matemática entre ambas formulaciones. De esta manera, se obtiene un hamiltoniano de Ising clásico:

$$H = \sum_{i=1}^{m} h_i s_i + \sum_{i<j}^{m} J_{ij} s_i s_j + C \qquad \textit{Ec 14}$$

donde la constante C es irrelevante para la minimización y puede omitirse sin pérdida de generalidad. A partir de aquí, es posible la traducción de los parámetros financieros al lenguaje de la física. En este punto, los campos magnéticos h_i codifican el retorno esperado ajustado por riesgo y la influencia del presupuesto, con $h_i = -\frac{1}{2}Q_{ii} - \frac{1}{2}\sum_{j\neq i} Q_{ij}$. Notar que un retorno esperado alto, contribuye negativamente a la función, favoreciendo que el espín se alinee en la dirección +1, lo que se traduce a incluir el activo.

Por otra parte, los acoplamientos J_{ij} representan las covarianzas entre activos y las interacciones cruzadas de la penalización presupuestaria, siendo $J_{ij} = \frac{1}{4}Q_{ij}$. Notar que una covarianza positiva contribuye positivamente a la función, lo cual penaliza la alineación simultánea de espines, incentivando la diversificación de la cartera.

3.4 Del Ising clásico al Ising cuántico: El modelo de campo transversal (TFIM)

El modelo de Ising clásico presentado en la sección anterior representa a través del hamiltoniano una función de costo estática. Sin embargo, para que un hardware cuántico pueda resolver el problema, es necesario convertir esta función de costo estática en un sistema físico dinámico gobernado por las leyes de la mecánica cuántica. Esto se logra transformando el problema mediante el modelo de Ising de cuántico, conocido como Modelo de Ising de Campo Transversal (TFIM) donde los espines clásicos s_i se convierten en operadores cuánticos σ_i^z que actúan sobre el espacio de Hilbert del sistema. En este punto, se reemplaza cada s_i por el operador de Pauli-Z σ_i^z, cuyos autovalores son precisamente +1 y -1 (Cohen, 2020; Morapakula *et al*., 2025). Además, se introduce un término adicional que no tiene análogo clásico, el campo

transversal $-\sum_i \sigma_i^x$, cuya intensidad está controlada por un parámetro dependiente del tiempo que denotaremos $\lambda(t)$.

Este modelo trata la optimización de carteras como un proceso de minimización de estrés físico, donde la naturaleza cuántica del hardware explora todas las combinaciones posibles de activos simultáneamente para hallar la de menor tensión entre riesgo y beneficio. Así, encontrar el portafolio óptimo resulta físicamente equivalente a identificar el estado fundamental o de mínima energía del sistema de espines (Morapakula *et al*., 2025; Naik *et al*., 2025). Cada componente del sistema físico de Ising posee una analogía financiera precisa, formalizándose mediante la siguiente expresión del Hamiltoniano dependiente del tiempo:

$$H(t) = \sum_{i<j} J_{ij}\sigma_i^z\sigma_j^z + \sum_i h_i\sigma_i^z - \lambda(t)\sum_i \sigma_i^x \qquad \textit{Ec 15}$$

En esta ecuación, el campo local h_i codifica el retorno esperado de cada activo; este término lineal se carga con el valor negativo de los rendimientos para que un retorno alto actúe como un tirón magnético que favorece la alineación del espín hacia la compra (Cohen, 2020; Morapakula *et al*., 2025). Por otro lado, los acoplamientos J_{ij} representan la covarianza entre pares de activos. Un valor de interacción positivo funciona como una penalización por riesgo, ya que, si dos activos presentan una alta covarianza, el sistema incrementa su energía, incentivando la diversificación para reducir la volatilidad total del portafolio (Morapakula *et al*., 2025; Naik *et al*., 2025).Finalmente, el término del campo transversal $-\lambda(t)\sum_i \sigma_i^x$ introduce las fluctuaciones cuánticas necesarias para habilitar el efecto túnel, permitiendo que el hardware atraviese barreras energéticas y escape de mínimos locales.

En el marco de la optimización, el hamiltoniano actúa como la función de costo del problema financiero. Minimizar la energía del sistema físico es matemáticamente equivalente a minimizar el riesgo y maximizar el retorno de la inversión. Mientras que los retornos se traducen en campos magnéticos que empujan al activo a ser seleccionado, las covarianzas se manifiestan como acoplamientos que rigen la interacción entre los espines (Morapakula *et al*., 2025; Naik *et al*., 2025).

Dado que el estado fundamental representa la configuración de mínima energía alcanzable, su identificación por parte del algoritmo equivale a hallar la cartera óptima situada en la frontera eficiente (Cohen, 2020; Morapakula *et al*., 2025). En este entorno, la introducción de campos transversales en el modelo de Ising cuántico induce fluctuaciones que habilitan el efecto túnel, permitiendo al sistema atravesar barreras energéticas y escapar de mínimos locales (Naik *et al*., 2025). Finalmente, fundamentado en el teorema adiabático, si el sistema evoluciona con la lentitud suficiente, se garantiza que el hardware alcanzará su estado fundamental de mínima energía, el cual representa matemáticamente el portafolio óptimo (Morapakula *et al*., 2025).

El recorrido desarrollado en esta sección ha permitido establecer un puente entre el problema financiero y la computación cuántica. Partiendo de la formulación QUBO, se ha mostrado su equivalencia con el modelo de Ising clásico. Posteriormente, se ha extendido este modelo al Ising de campo transversal (TFIM), donde la introducción del campo transversal convierte la función de costo estática en un sistema físico dinámico gobernado por el teorema adiabático.

En la siguiente sección, se analizará cómo esta dinámica física se traduce en protocolos de cómputo específicos mediante los dos paradigmas dominantes, el recocido cuántico (*quantum annealing*), que utiliza una evolución adiabática analógica y continua, y el QAOA (*quantum*

approximate optimization algorithm), un algoritmo híbrido variacional que discretiza esta evolución para procesadores basados en puertas lógicas

4. Algoritmos cuánticos para la optimización de portafolios: recocido cuántico y QAOA

En esta sección, se describen los dos paradigmas algorítmicos predominantes para ejecutar esta optimización en la actualidad. El primero corresponde al recocido cuántico (*quantum annealing*), a través de computadoras optimizadoras provistas por D-Wave. La principal ventaja es su escalabilidad, puede manejar problemas con numerosas variables, aunque la precisión de la solución puede verse afectada por el ruido y las limitaciones de conectividad del hardware.

El segundo enfoque es el QAOA (*quantum approximate optimization algorithm*), un algoritmo híbrido variacional que utiliza procesadores basados en puertas lógicas. Combina un circuito cuántico parametrizado en computadoras cuánticas universales provistas por IBM, con un optimizador clásico encargado de ajustar los ángulos para minimizar la energía del sistema. La principal ventaja es su flexibilidad, al ejecutarse en hardware universal, puede implementar corrección de errores y circuitos más complejos. Sin embargo, su escalabilidad está limitada por el número de qubits disponibles y la profundidad del circuito que puede tolerarse antes de que el ruido degrade la señal (Farhi *et al*., 2014; Naik *et al*., 2025; Morapakula *et al*., 2025).

Para comprender las metodologías de D-Wave e IBM (Qiskit) es fundamental entender que ambas buscan identificar el estado fundamental (mínima energía) de un hamiltoniano del problema, pero lo hacen mediante procesos físicos y lógicos distintos.

4.1 Recocido cuántico (*quantum annealing*)

Este método, implementado por sistemas como los de D-Wave, se fundamenta directamente en el teorema adiabático (Morapakula *et al*., 2025). Dicho teorema establece que si un sistema se inicializa en el estado fundamental de un Hamiltoniano inicial conocido (H_0) y evoluciona con la lentitud suficiente hacia un Hamiltoniano del problema complejo (H_1), el sistema permanecerá en su estado de mínima energía durante toda la trayectoria. Aunque en las implementaciones prácticas la condición adiabática no siempre se cumple de forma estricta debido al ruido térmico, el proceso aproxima esta evolución para alcanzar soluciones de alta calidad.

Se puede sintetizar el algoritmo en 3 etapas claves. La primera consiste en la preparación del estado inicial. El sistema se inicializa en una superposición uniforme de todos los estados posibles en la base computacional. Físicamente, esto se logra preparando el sistema en el estado fundamental de un hamiltoniano de campo transversal, definido como $\mathrm{H}_0 = -\sum \ \sigma_i^x$, donde σ^x es el operador de Pauli-x. La segunda corresponde al proceso de recocido y contempla la evolución temporal. Se reduce gradualmente la influencia del campo transversal mientras se incrementan los acoplamientos y campos locales forzando al sistema a encontrar el mínimo del hamiltoniano del problema (H_1), dada la siguiente función:

$$\mathrm{H(t)} = \left(1 - \frac{\mathrm{t}}{\tau}\right)\mathrm{H}_0 + \frac{\mathrm{t}}{\tau}\,\mathrm{H}_1 \qquad \textit{Ec 16}$$

siendo τ el tiempo de recocido, que suele oscilar entre 20 y 200 μs.

Durante esta transición, el sistema utiliza el efecto túnel para saltar entre estados vecinos y atravesar barreras energéticas, permitiendo que los espines encuentren el mínimo global del hamiltoniano de Ising (H_1) sin quedar atrapados en mínimos locales (Cohen, 2020; Naik *et al*., 2025).La tercer etapa corresponde a la medición final. Al finalizar el tiempo τ, se mide el estado de los qubits en la base de Pauli-Z. Esta acción proyecta el sistema en una configuración de bits clásicos que representa la solución óptima (Morapakula *et al*., 2025). En hardware real, este proceso se repite iterativamente para generar una distribución estadística y mitigar posibles errores de lectura o rupturas de (Cohen, 2020).

En el ámbito financiero, el hamiltoniano de problema codifica la matriz QUBO del portafolio (Glover *et al*., 2018; Naik *et al*., 2025). El proceso utiliza las fluctuaciones cuánticas para habilitar el efecto túnel, mecanismo que permite a los qubits atravesar barreras energéticas en el paisaje de soluciones y escapar de mínimos locales que atraparían a un optimizador tradicional (Naik et al., 2025; Cohen *et al*., 2020). Una ventaja crítica de este enfoque es su escalabilidad en la era NISQ: arquitecturas como la Advantage de D-Wave ya superan los 5,000 qubits con conectividades de hasta 20 vías, lo que facilita el análisis de universos de inversión mucho más extensos que los procesadores basados en puertas lógicas (Naik *et al*., 2025; Morapakula *et al*., 2025). Sin embargo, su rendimiento depende críticamente del preprocesamiento clásico, incluyendo el escalado de coeficientes y el ajuste de la fuerza de la cadena para preservar las correlaciones de riesgo en el hardware físico (Cohen, 2020).

4.2 Algoritmo de optimización aproximada cuántica (QAOA)

El QAOA es un algoritmo híbrido y variacional diseñado específicamente para computadoras cuánticas universales basadas en puertas lógicas, como las de IBM. Este método puede interpretarse como una discretización o trotterización de la evolución adiabática continua descrita en el recocido. Al pertenecer a la familia de los algoritmos cuánticos variacionales (VQA), su objetivo es minimizar el uso de recursos cuánticos delegando la optimización de parámetros a un procesador clásico, lo que lo hace ideal para los dispositivos de la era NISQ (Farhi *et al*., 2014; Fernández-Pendás *et al*., 2022; Naik *et al*., 2025).

El proceso se ejecuta a través de un bucle que alterna un procesador cuántico (QPU) encargado de preparar estados cuánticos parametrizados. Este mide y envía la estimación de la energía media a un procesador clásico (CPU) el cual, mediante un optimizador de caja negra, calcula nuevos parámetros para reducir la función de costo. La estructura del algoritmo se basa en la aplicación alternada de dos operadores unitarios, un operador de costo ($\mathrm{U}(\mathrm{C},\gamma)$), que codifica el objetivo financiero y las penalizaciones, y un operador mezclador ($\mathrm{U}(\mathrm{B},\beta)$), que induce la exploración del espacio de estados. Este ciclo se organiza en capas (p). Un optimizador clásico recibe los resultados del hardware cuántico y ajusta los ángulos (γ, β) para minimizar la energía en la siguiente iteración. A medida que el número de capas aumenta, la aproximación se vuelve más precisa, convergiendo hacia la solución óptima del portafolio (Farhi *et al*., 2014; Fernández-Pendás et al., 2022; Naik *et al*., 2025).

El proceso se puede sintetizar en 5 fases clave. La primera, corresponde a la preparación del estado inicial en el hardware cuántico, donde se codifica el hamiltoniano. Se crea una superposición uniforme de todos los estados posibles mediante la aplicación de puertas de Hadamard en todos los qubits. En la segunda fase, se inicia el circuito cuántico compuesto de p capas que

alterna dos tipos de operaciones a través del operador de costo $U(C,\gamma) = e^{-i\gamma H_C}$ (que aplica rotaciones alrededor del eje z según el Hamiltoniano del problema) y el operador de mezcla $U(B,\beta) = e^{-i\beta H_B}$ (que aplica rotaciones alrededor del eje x). El estado final se expresa como:

$$|\beta,\gamma\rangle = \prod_{j=1}^{p} e^{-i\beta j H_B} e^{-i\gamma j H_C} |s\rangle \qquad \textit{Ec 17}$$

donde p corresponde a la profundidad del circuito y los parámetros γ, β son variacionales.

La fase 3 incluye la medición y estimación de energía. Aquí se mide el estado en la base computacional repetidas veces para estimar el valor esperado del Hamiltoniano del problema. La fase 4 corresponde a la optimización en hardware clásico y se lleva a cabo mediante un optimizador (COBYLA, SPSA, o SLSQP) que recibe el valor de energía y establece nuevos valores para los parámetros γ, β reiniciando el ciclo cuántico. La fase 5 es donde se produce la convergencia una vez que el optimizador clásico encontró los ángulos óptimos que minimizan la energía. En este punto se realiza la medición final para extraer la mejor solución aproximada al problema del portafolio.

La implementación práctica de los modelos dinámicos descritos anteriormente se enfrenta hoy al desafío de la era NISQ (*noisy intermediate-scale quantum*), etapa caracterizada por procesadores de escala intermedia que son altamente sensibles al ruido y a la decoherencia (Naik *et al*., 2025; Herman *et al*., 2022). La decoherencia representa la pérdida de las propiedades cuánticas fundamentales como la superposición coherente y el entrelazamiento, debido a la interferencia del entorno ambiental (Naik *et al*., 2025; Paz *et al*., 2024). Ante estas limitaciones físicas del hardware actual, la estrategia más eficiente consiste en el desarrollo de algoritmos híbridos cuántico-clásicos (Morapakula *et al*., 2025; Egger *et al*., 2020).

En este esquema de trabajo, la computadora cuántica (QPU) actúa como un co-procesador especializado en resolver la selección combinatoria de activos (la tarea NP-dura de decidir qué activos incluir), mientras que la computadora clásica (CPU) gestiona las tareas de optimización continua, como la asignación de pesos exactos y el ajuste fino de parámetros de riesgo (Morapakula et al., 2025; Naik *et al*., 2025).

En la siguiente sección se aborda la implementación práctica de estos dos paradigmas en simuladores cuánticos, utilizando los SDKs Ocean de D-Wave y Qiskit de IBM, con el fin de evaluar su desempeño frente a los solvers clásicos y validar los fundamentos teóricos desarrollados.

5. Implementación en simuladores cuánticos: Ocean (D-Wave) y Qiskit (IBM)

El objetivo de esta sección es realizar una comparativa a partir de la implementación práctica de los algoritmos descritos anteriormente en simuladores cuánticos. Para tal fin, se utilizan los SDKs Ocean de D-Wave y Qiskit de IBM. Se presentan los resultados obtenidos, comparando el desempeño de cada uno frente a los solvers clásicos.

5.1 Implementación en simulador de recocido cuántico de Ocean D-Wave versus método clásico de fuerza bruta

Ocean D-Wave constituye un conjunto de herramientas de código abierto que facilita la construcción y resolución de problemas para ser resueltos por computadoras cuánticas optimizadoras, que realizan el algoritmo de recocido cuántico. El *simulated annealing sampler* es un simulador incluidos en Ocean SDK, que imita el proceso del recocido cuántico de D-Wave en hardware tradicional. Por lo tanto, aunque no es un hardware cuántico real, es una herramienta de software para experimentar y probar los problemas formulados para estos sistemas.

Para realizar la optimización a través del simulador de recocido cuántico se seleccionaron 10 activos bursátiles ('AAPL', 'JNJ', 'GOOGL', 'AMZN', 'NVDA', 'INTC', 'PFE', 'JPM', 'TSLA', 'LMT') y se estableció un período de tiempo específico (desde 1-1-2024 hasta 31-12-2025) para la descarga de datos. Se utilizó la librería yfinance para obtener los precios de cierre históricos. A partir de estos, se calcularon los retornos diarios, la matriz de covarianza y los retornos medios, fundamentales para la formulación del problema. Se estableció un presupuesto inicial de 800 dólares y un rango de tolerancia considerando una banda inferior de 640 dólares y una banda superior de 960 dólares.

Inicialmente, el problema de optimización de cartera se transformó en un problema QUBO. Esta formulación permitió codificar la selección de activos (variables binarias) y la relación entre riesgo y retorno en una función objetivo, donde minimizar la energía es equivalente a maximizar el ratio de Sharpe, ajustado con un parámetro de aversión al riesgo determinado. Luego, se implementó la optimización con el simulador D-Wave: Se empleó *simulated annealing sampler* de dimod, el cual simula el proceso de recocido cuántico para encontrar soluciones al problema QUBO. Se realizaron 2000 lecturas para explorar el espacio de soluciones. Estas soluciones obtenidas del simulador fueron post-procesadas para aplicar la restricción presupuestaria de manera dura. Para cada cartera seleccionada que cumplía el presupuesto, los pesos de los activos se calcularon de forma proporcional a sus precios actuales, asegurando una distribución realista. Se identificaron las 5 mejores carteras según el nivel de energía obtenido (menor energía es equivalente a un mejor ratio de Sharpe), calculando sus métricas (retorno, riesgo, Sharpe) y visualizando la cartera óptima como puede observarse en la ilustración 5.

Paralelamente se implementó el algoritmo clásico. Este caso sirvió como punto de referencia para validar los resultados obtenidos con el simulador D-Wave. El objetivo fue encontrar la cartera óptima para los mismos 10 activos y restricciones, utilizando un enfoque de fuerza bruta. Se utilizaron los mismos activos, rangos temporales y datos financieros que para la implementación anterior. Dada la pequeña cantidad de activos, se iteraron 2^{10} posibles combinaciones de selección de activos. Para cada una, se calculó el costo total y se descartaron las carteras que no caían dentro de la banda presupuestaria definida. Los pesos se asignaron proporcionalmente al precio de los activos seleccionados. Para cada cartera factible, se calcularon el retorno, la volatilidad y el ratio de Sharpe, seleccionando las cinco mejores carteras.

En la ilustración 6 se puede observar el gráfico de frontera eficiente clásica con las mejores carteras obtenidas que superpone los resultados obtenidos de las cinco mejores carteras del simulador de recocido cuántico para comparar directamente la calidad de las soluciones. El método clásico de fuerza bruta garantizó la identificación del óptimo para este problema de pe-

Ilustración 5: Resultados de cartera óptima con simulador de recocido cuántico

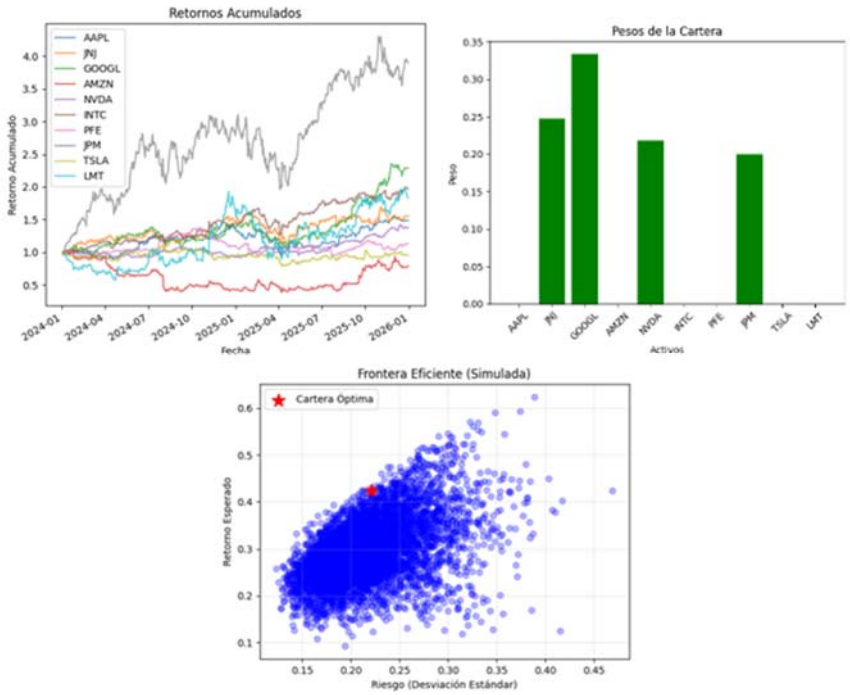
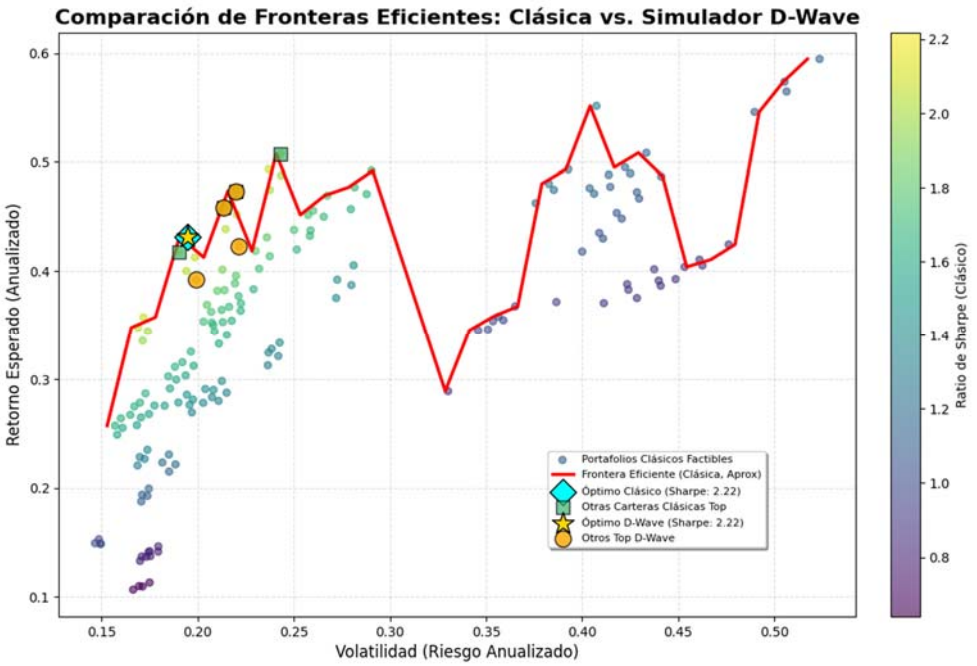


Ilustración 6: Comparativa de las cinco mejores carteras obtenidas por cada método



queña escala. La comparación visual muestra que las carteras óptimas encontradas por el simulador estaban muy cerca, e incluso coincidían, con el óptimo clásico. Este caso evidencia la capacidad del recocido simulado para generar soluciones de alta calidad, aunque teóricamente no garantiza el óptimo global como la fuerza bruta para problemas pequeños.

También se muestra en la ilustración 7 las cinco mejores carteras obtenidas por el simulador de recocido cuántico y las cinco mejores obtenidas por el método de fuerza bruta. Se exhiben a su vez las métricas relevantes de cada cartera y su composición de activos. Se debe tener en cuenta que el recocido simulado es un algoritmo heurístico que no garantiza encontrar el óptimo global, pero busca soluciones de alta calidad de manera eficiente. En este caso, se puede ver que ambos métodos coinciden en la elección de la cartera óptima. Esto constituye una demostración de la capacidad del recocido simulado para encontrar soluciones globalmente óptimas o muy cercanas a ellas, incluso sin una búsqueda exhaustiva. El sampleset de D-Wave proporciona múltiples soluciones de baja energía. Al procesarlas y filtrarlas, se puede identificar un conjunto de carteras casi óptimas, lo cual podría ser valioso para la toma de decisiones, ofreciendo alternativas con ligeras variaciones en riesgo/retorno.

Ilustración 7: Top 5 de las mejores carteras obtenidas por cada algoritmo y sus métricas

	Método	Posición	Sharpe	Retorno Anualizado	Riesgo Anualizado	Costo Total	Activos
0	D-Wave Simulador	1	2.2183	43.17%	19.46%	$710.84	JNJ, GOOGL, NVDA, JPM
1	D-Wave Simulador	2	2.1553	47.36%	21.98%	$705.39	JNJ, NVDA, INTC, JPM
2	D-Wave Simulador	3	2.1464	45.85%	21.36%	$729.16	GOOGL, NVDA, JPM
3	D-Wave Simulador	4	1.9680	39.19%	19.91%	$943.37	NVDA, INTC, JPM
4	D-Wave Simulador	5	1.9112	42.33%	22.15%	$937.92	GOOGL, NVDA, JPM, TSLA
5	Clásico (Fuerza Bruta)	1	2.2183	43.17%	19.46%	$710.84	NVDA, INTC, JPM
6	Clásico (Fuerza Bruta)	2	2.1999	41.80%	19.00%	$734.61	NVDA, INTC, JPM, TSLA
7	Clásico (Fuerza Bruta)	3	2.1553	47.36%	21.98%	$705.39	GOOGL, NVDA, JPM
8	Clásico (Fuerza Bruta)	4	2.1464	45.85%	21.36%	$729.16	GOOGL, NVDA, JPM, TSLA
9	Clásico (Fuerza Bruta)	5	2.0874	50.76%	24.32%	$819.65	GOOGL, INTC, JPM

Para explorar la ventaja del recocido simulado en problemas más grandes, se realizó una nueva corrida incrementando el número de activos en nuestra cartera a 50. Con este número de activos, la búsqueda por fuerza bruta se vuelve computacionalmente inviable, pero el recocido simulado aún puede encontrar soluciones de calidad en un tiempo razonable.

El propósito de este caso fue demostrar la escalabilidad y la ventaja del recocido simulado cuando el número de activos aumenta significativamente, haciendo que la fuerza bruta sea computacionalmente inviable. Dado el mayor número y valor de los activos, el presupuesto se recalculó dinámicamente como un porcentaje del valor total de todos los activos disponibles. Se utilizó un rango más amplio para el presupuesto con el fin de aumentar la probabilidad de encontrar soluciones factibles en un espacio de búsqueda más grande. Se identificaron las cinco mejores carteras encontradas por el simulador en un tiempo estimado de 40 minutos y luego, se calcularon sus métricas que pueden observarse en la ilustración 8. El simulador D-Wave fue

capaz de procesar y encontrar cinco carteras óptimas que cumplían con las restricciones presupuestarias para los 50 activos. Esto demuestra la viabilidad computacional del recocido simulado para problemas de mayor escala.

Ilustración 8: Top 5 de mejores carteras obtenidas por el simulador de recocido cuántico considerando 50 activos

	Método	Posición	Sharpe	Retorno Anualizado	Riesgo Anualizado	Costo Total	Activos
0	D-Wave Simulador (50 activos)	1	1.0518	17.48%	16.62%	$760006.00	BRK-A, JPM, V, XOM, LLY, KO, MRK, ABBV, DIS, N...
1	D-Wave Simulador (50 activos)	2	1.0513	17.47%	16.61%	$760172.68	MSFT, AMZN, BRK-A, JPM, V, MA, PEP, CMCSA, CRM...
2	D-Wave Simulador (50 activos)	3	1.0492	17.45%	16.63%	$758774.30	AAPL, MSFT, NVDA, META, JPM, MA, XOM, CVX, LLY...
3	D-Wave Simulador (50 activos)	4	1.0494	17.45%	16.63%	$759255.74	GOOGL, TSLA, JPM, V, HD, XOM, CVX, NFLX, AMD, ...
4	D-Wave Simulador (50 activos)	5	1.0506	17.46%	16.62%	$760127.50	BRK-A, JPM, V, UNH, MA, XOM, DIS, NFLX, CMCSA,...

Como reflexión a partir de esta implementación, se puede decir que, para problemas de pequeña escala, la fuerza bruta es de mayor precisión. Garantiza la identificación del óptimo si logra explorar todas las posibles combinaciones. Su principal limitación es la escalabilidad dado que el número de combinaciones crece exponencialmente con el número de activos, volviéndose computacionalmente inviable muy rápidamente. En cuanto al recocido simulado, su mayor ventaja es la escalabilidad. Estos algoritmos están diseñados para explorar eficientemente espacios de búsqueda amplios, permitiendo encontrar soluciones de calidad para problemas con un gran número de activos donde la fuerza bruta es imposible. Como se vio para el primer caso de 10 activos, en problemas pequeños, puede converger al óptimo o muy cerca de él. Sin embargo, a diferencia de la fuerza bruta, el recocido simulado es un algoritmo heurístico y no garantiza encontrar el óptimo global, especialmente en problemas complejos y a gran escala.

Dicho esto, los métodos aplicados no son mutuamente excluyentes, sino complementarios. El método clásico es ideal para problemas pequeños y para establecer puntos de referencia. El recocido simulado (y el recocido cuántico real) es la herramienta de elección para problemas de gran escala, donde la exhaustividad no es una opción. Para el problema de 10 activos, el simulador demostró una gran capacidad para igualar el óptimo encontrado por la fuerza bruta, destacando su eficiencia. Por otra parte, es importante la correcta formulación del problema en un modelo QUBO para aprovechar las capacidades de los samplers de D-Wave. Esta transformación permite traducir restricciones y objetivos financieros en el lenguaje que los procesadores cuánticos, o simuladores, pueden resolver. A medida que el hardware de computación cuántica madure, el recocido cuántico real de D-Wave promete abordar problemas de optimización financiera aún más complejos y de mayor escala que están actualmente fuera del alcance de los métodos clásicos y los simuladores de recocido. Esto podría revolucionar la forma en que se gestionan los grandes portafolios y se analizan los riesgos.

5.2 Implementación en simulador de optimización aproximada cuántica (QAOA) de Qiskit - IBM versus método clásico de fuerza bruta

La librería Qiskit desarrollada por IBM presenta la ventaja de ser un entorno de trabajo concebido para operar con computadoras cuánticas universales. A diferencia de Ocean de D-Wave, enfocado en el recocido cuántico, el enfoque basado en puertas lógicas de Qiskit brinda una mayor flexibilidad, permitiendo la implementación de corrección de errores y el diseño de circuitos cuánticos de mayor complejidad. Siguiendo lo comentado en la sección 4.2 se desarrollará una simulación del algoritmo QAOA. Para realizar esta implementación y que sea comparable se utilizaron el mismo grupo de 10 activos y las mismas restricciones usadas en el caso anterior. Se debe recordar que este algoritmo presenta una naturaleza hibrida y variacional que delega la optimización de parámetros a un procesador clásico, lo que minimiza el uso de recursos cuánticos y reduce el impacto del ruido de la era NISQ.

Para que el algoritmo QAOA pueda procesar el problema de optimización de portafolios es necesario el reformulamiento del problema financiero a un lenguaje que sea asimilable para los procesadores cuánticos. Por esta razón, se plantea primero el problema mediante una matriz de optimización binaria cuadrática sin restricciones (QUBO), donde las variables de decisión indicaran la inclusión o exclusión del activo de la cartera. El planteamiento del modelo QUBO es solo el paso intermedio para llegar a la formulación final del problema, donde se pasa del modelo QUBO al modelo de Ising. El modelo de Ising permite reformular a las variables de decisión binarias como las orientaciones de un espín que podrá encontrarse únicamente en dos estados.

El algoritmo QAOA funciona a través de un bucle hibrido el cual alterna iterativamente entre el procesador cuántico y el clásico. Cuando se utiliza el procesador cuántico, el sistema se inicializa en una superposición uniforme de todos los estados posibles. Luego, el algoritmo aplica alternadamente dos operadores, el operador de costo y el operador de mezcla, mencionados en la sección 4.2. Una vez que el circuito realiza las mediciones y se estima el valor esperado de la energía del sistema, el resultado se envía al procesador clásico (CPU).

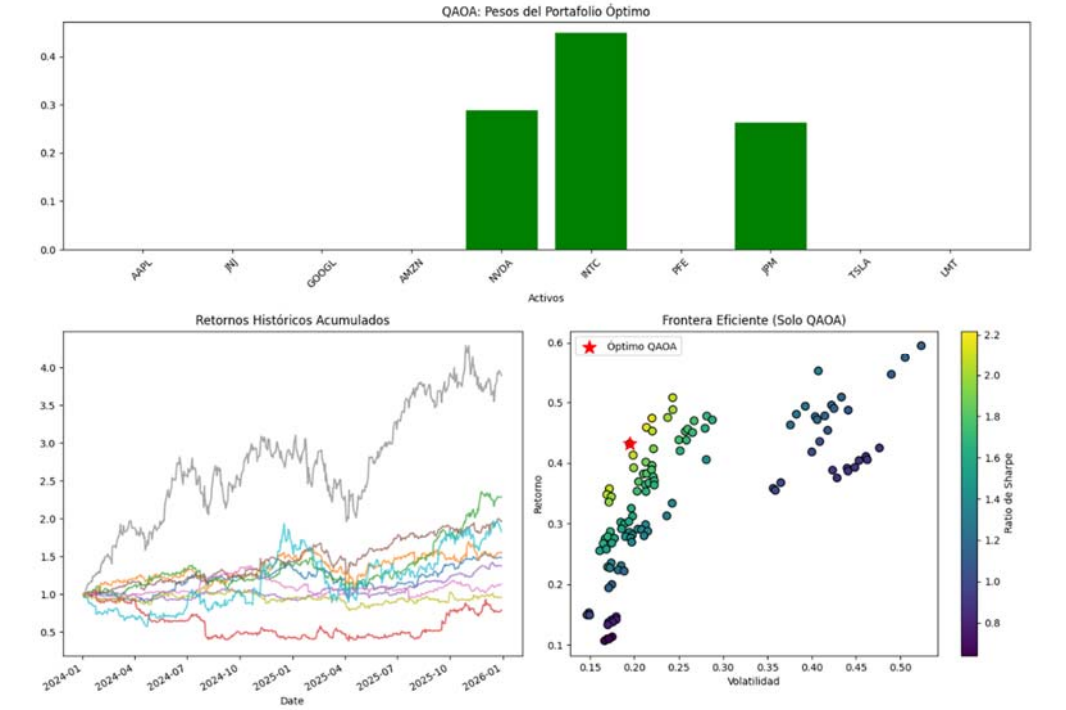
En la presente implementación, la fase cuántica se llevó a cabo mediante el simulador de Qiskit. Específicamente, se importó Sampler de qiskit_aer.primitives, que es un simulador local de Qiskit Aer. En este punto se simuló un circuito cuántico paramétrico que define la estructura del algoritmo QAOA. El mismo consistió en 3 capas (p) de operadores de costo (parametrizado por las γ) y mezcla (parametrizado por las β). Posteriormente se añadieron mediciones para poder obtener los estados cuánticos como distribuciones de probabilidad de bitstrings.

La optimización de los parámetros en la CPU se llevó a cabo utilizando el optimizador clásico COBYLA. Este optimizador establece los valores óptimos de los parámetros y así vuelve a iniciar el ciclo cuántico del algoritmo. A medida que el proceso iterativo avanza, los parámetros se ajustan hasta lograr la convergencia hacia el estado de mínima energía. . Para este caso se requirió 60 iteraciones. El AerSampler devuelve una distribución de probabilidad sobre los posibles bitstrings o soluciones. Cada bitstring representa un posible portafolio.

Por su parte, la ejecución del circuito QAOA, ajustado mediante el optimizador COBYLA, arrojó como resultado una distribución de cuasi-probabilidades sobre el espacio de estados. Estas soluciones obtenidas del simulador fueron post-procesadas para descartar las carteras que no caían dentro de la banda presupuestaria definida y, para cada cartera factible, se calcularon

el retorno, la volatilidad y el ratio de Sharpe, seleccionando las cinco mejores opciones. En la ilustración 9 se muestra el resultado de la cartera óptima obtenido mediante este algoritmo.

Ilustración 9: Cartera óptima obtenida con simulador QAOA



Paralelamente a la implementación del circuito cuántico, se ejecutó el algoritmo clásico. Este caso sirvió como punto de referencia para validar los resultados obtenidos con el simulador de Qiskit. El objetivo fue encontrar la cartera óptima para los mismos 10 activos y restricciones, utilizando el enfoque de fuerza bruta, el cual evaluó las 1.024 posibles combinaciones. En la ilustración 10 se superponen los resultados obtenidos por las mejores carteras del simulador QAOA con los del modelo clásico para comparar la calidad de las soluciones. El método clásico de fuerza bruta garantizó la identificación del óptimo para este problema de pequeña escala. La comparación visual muestra que las carteras óptimas encontradas por el simulador cuántico estaban muy cerca, e incluso coincidían, con el óptimo clásico.

También se muestran en la ilustración 11 las 5 mejores carteras obtenidas por el simulador QAOA y las 5 mejores obtenidas por el método de fuerza bruta, mostrando las métricas relevantes de cada cartera. Se debe tener en cuenta que el QAOA, al ser un algoritmo de optimización aproximada, no garantiza encontrar el óptimo global de manera determinista, sino que busca soluciones de alta calidad de manera eficiente amplificando la probabilidad de los estados de menor energía. En este caso, se puede ver que ambos métodos coinciden en la elección de la cartera óptima o en sus entornos cercanos. Esto constituye una prueba de la capacidad de la dinámica cuántica para encontrar soluciones globalmente óptimas o muy cercanas a ellas, incluso sin una búsqueda exhaustiva. Al procesar y filtrar la distribución de probabilidades arrojada por Qiskit, se puede identificar un conjunto de carteras casi óptimas, lo cual resulta valioso para la toma de decisiones al ofrecer alternativas con ligeras modificaciones en riesgo y retorno.

Ilustración 10: Comparativa de frontera eficiente - Cartera óptima obtenida por algoritmo clásico vs simulador QAOA

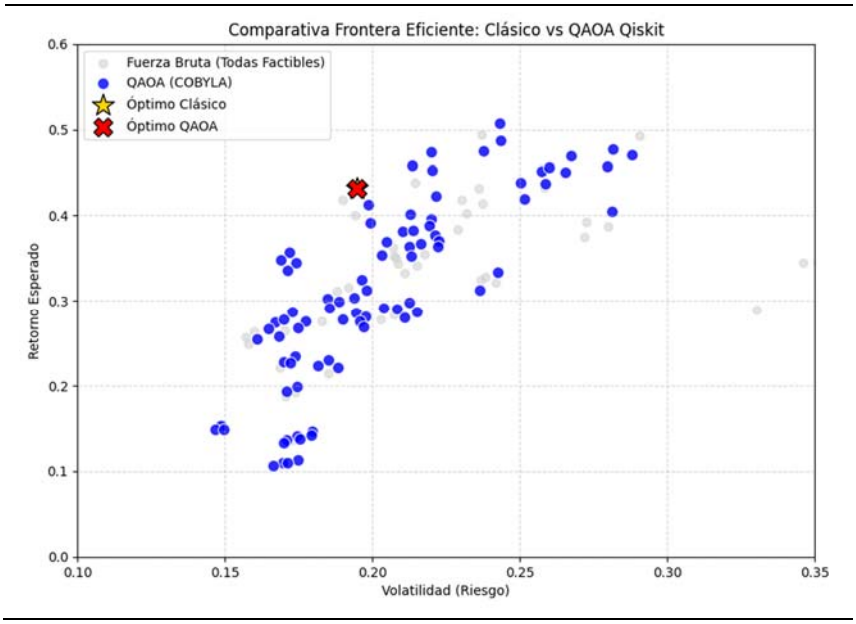


Ilustración 11: Top 5 de las mejores carteras obtenidas por ambos algoritmos y sus métricas

=== COMPARATIVA TOP 5 PORTAFOLIOS (Ratios de Sharpe) ===

	Ranking	Clásico_Sharpe	Clásico_Retorno(%)	QAOA_Sharpe	QAOA_Retorno(%)
0	1	2.218	43.168	2.218	43.168
1	2	2.200	41.797	2.200	41.797
2	3	2.155	47.364	2.146	45.846
3	4	2.146	45.846	2.087	50.760
4	5	2.087	50.760	2.079	41.266

Con la finalidad de evaluar la escalabilidad se realizaron diferentes corridas con mayor cantidad de activos y sus respectivos ajustes sobre las restricciones. Se logró realizar el algoritmo con un máximo de 20 activos, no siendo posible ejecutar mediante el simulador una cantidad mayor a esta.

Para poder llevarlo a cabo se debió ajustar el circuito a 2 capas y reducir a 30 iteraciones del optimizador COBYLA. En la ilustración 12 se muestran las características distintivas de ambos ejemplos.

A continuación, en la ilustración 13, se muestra el Top 5 de las carteras óptimas obtenidas junto con la gráfica de la combinación del mejor portafolio y la gráfica que muestra la cartera óptima y su ubicación dentro de la frontera eficiente.

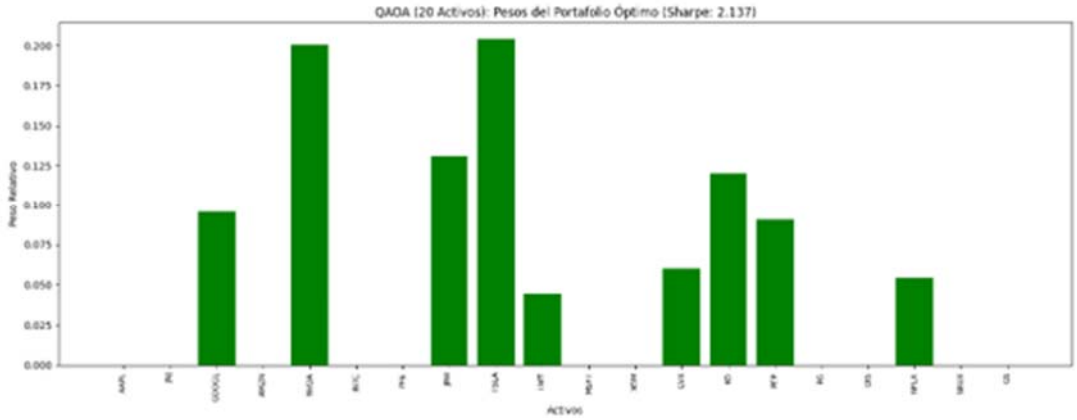
Ilustración 12: Características de la optimización con QAOA para 10 y 20 activos

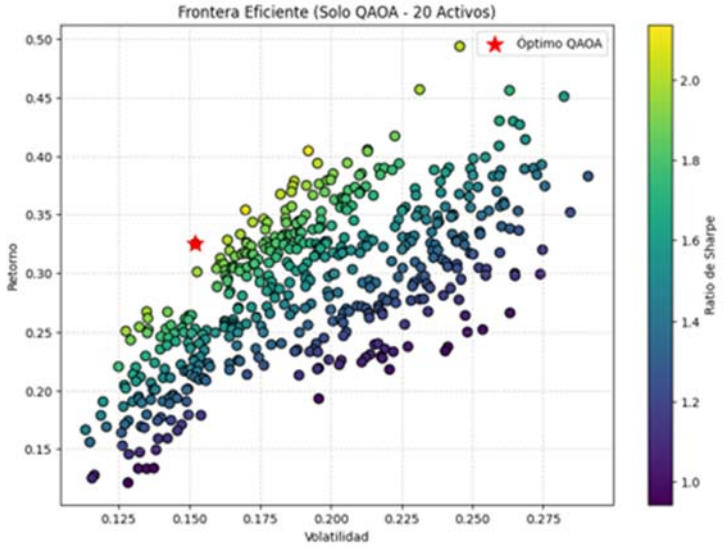
Tipo de Datos	Reales	Reales
N° de Activos (Qubits)	10	20
Capas QAOA (p_layers)	3	2
Iteraciones COBYLA	60	30
Portafolios Factibles QAOA	114	493
Mejor Sharpe QAOA	2.155	2.137

Ilustración 13: Resultados del algoritmo QAOA en simulador para 20 activos

--- Top 5 Portafolios QAOA (20 Activos) ---

	Bits	Retorno	Volatilidad	Sharpe	Costo	Prob
59	[0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 1, ...	0.325	0.152	2.137	1562.281	0.001
337	[0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, ...	0.404	0.192	2.106	1899.354	0.001
422	[0, 0, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 0, 1, 1, 0, ...	0.354	0.170	2.084	2413.297	0.001
257	[0, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, ...	0.379	0.187	2.024	2394.182	0.001
320	[0, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 1, 0, ...	0.367	0.182	2.017	2245.355	0.001





A pesar de que la simulación al considerar 20 activos fue exitosa, el tiempo de ejecución ya es considerable. Esto confirma que los simuladores clásicos de circuitos cuánticos tienen un límite práctico de qubits que pueden manejar de manera eficiente, generalmente entre 20 y 30, dependiendo del hardware y la configuración de la simulación. Para lograr ejecutar la simulación de 20 activos, fue necesario hacer compromisos en la profundidad del circuito y el número de iteraciones del optimizador clásico. Estos afectan directamente la capacidad de QAOA para encontrar soluciones de alta calidad, ya que reducen la exploración del espacio de parámetros y la capacidad del algoritmo para aproximarse al óptimo. QAOA está diseñado para ejecutarse en hardware cuántico real, donde el costo de simulación no es un factor limitante. Sin embargo, en la era de los dispositivos cuánticos ruidosos de escala intermedia (NISQ), la calidad de las soluciones puede ser sensible a la profundidad del circuito y la optimización de sus parámetros. Su eficacia para problemas de mayor escala con datos reales en hardware real aún es un área activa de investigación.

En este último ejemplo de 20 activos se demuestra la viabilidad de QAOA para problemas de tamaño intermedio utilizando simuladores, pero también se resaltan las limitaciones inherentes a la simulación clásica y los compromisos necesarios para llevarla a cabo. En definitiva, los métodos expuestos plantean las bases teóricas y operativas para el futuro de la gestión de inversiones. A medida que el hardware madure hacia procesadores cuánticos tolerantes a fallos (FTQC), la ejecución nativa de algoritmos como QAOA promete terminar definitivamente con la maldición de la dimensionalidad. Esto permitirá la optimización de portafolios hiperdimensionales y el análisis de riesgos a una escala y velocidad que actualmente se encuentran fuera del alcance de la computación clásica tradicional.

6. Conclusiones

La principal contribución de este trabajo ha sido ofrecer una visión integrada y didáctica del proceso de traducción de un problema financiero de optimización de portafolios al lenguaje de la computación cuántica. Se planteó como objetivo principal explorar y evaluar su potencial para superar las limitaciones operativas de los métodos clásicos, específicamente frente a la maldición de la dimensionalidad que afecta a los modelos de optimización combinatoria. A lo largo del trabajo, se ha desarrollado un recorrido que, partiendo de la formulación clásica de media-varianza de Markowitz, ha avanzado hacia su discretización mediante un modelo de optimización binaria cuadrática sin restricciones (QUBO) con restricción presupuestaria, y ha culminado en el mapeo de dicho problema al modelo de Ising cuántico, estableciendo las correspondencias entre parámetros financieros y físicos.

En la sección 2 se evidenció que, si bien el enfoque de media-varianza de Markowitz constituye un pilar clave en la teoría de portafolios, su aplicación en escenarios reales se ve limitada por los supuestos de mercados ideales que lo sustentan. La incorporación de restricciones de mercado transforma el problema convexo original en un problema de optimización combinatoria perteneciente a la clase NP-dura, donde el tiempo de cómputo crece exponencialmente con el número de activos. La implementación práctica en Python permitió visualizar esta complejidad para el algoritmo de fuerza bruta.

En la sección 3 se presentaron los fundamentos que aplica la computación cuántica y se detalló el mapeo del modelo QUBO al hamiltoniano de Ising clásico, explicitando la corres-

pondencia entre parámetros financieros y físicos. Posteriormente, se extendió este modelo al Ising de campo transversal (TFIM), donde la introducción del campo transversal convierte la función de costo estática en un sistema físico dinámico gobernado por el teorema adiabático. Esta evolución cuántica, habilitada por el efecto túnel, permite al sistema explorar el espacio de soluciones de manera no local, superando las barreras energéticas que atrapan a los métodos clásicos.

En la sección 4 se presentaron los dos algoritmos cuánticos principales para la optimización de portafolios. El recocido cuántico, implementado en hardware especializado como el de D-Wave, se fundamenta en una evolución adiabática continua y analógica, destacado por su escalabilidad, aunque su precisión puede verse afectada por el ruido y las limitaciones de conectividad del hardware. Por otra parte, el algoritmo de optimización aproximada cuántica (QAOA), diseñado para procesadores universales basados en puertas lógicas como los de IBM, constituye un enfoque híbrido variacional que discretiza la evolución adiabática en capas parametrizadas, ofreciendo mayor flexibilidad, pero con una escalabilidad limitada por el número de qubits disponibles y la profundidad del circuito.

Los resultados obtenidos en la sección 5 constituyen la evidencia empírica más relevante del estudio. Para el caso de 10 activos, tanto el simulador de recocido cuántico de D-Wave como el simulador QAOA de Qiskit lograron identificar carteras óptimas que coincidieron con las halladas por el método clásico de fuerza bruta, validando así la correcta implementación del mapeo QUBO-Ising y de los algoritmos cuánticos.

Sin embargo, la ventaja diferencial de los enfoques cuánticos se evidenció al escalar el problema: mientras que el recocido simulado pudo optimizar portafolios de 50 activos en un tiempo computacionalmente viable, la fuerza bruta clásica resultó inviable a partir de 20 activos. Por su parte, el QAOA mostró su potencial para problemas de tamaño intermedio, hasta 20 activos en simulación, aunque con limitaciones prácticas derivadas de la profundidad del circuito y el costo computacional de la simulación clásica. Esta complementariedad entre ambos paradigmas, la escalabilidad del recocido cuántico y la flexibilidad del QAOA, sugiere que el futuro de la optimización financiera será heterogéneo, donde la elección del algoritmo dependerá de la escala del problema, los recursos disponibles y la tolerancia al ruido del hardware.

En cuanto a las limitaciones de este trabajo, se debe mencionar que las implementaciones se han circunscrito a simuladores cuánticos, que no capturan completamente el ruido y la decoherencia presentes en el hardware real de la era NISQ. Si bien se alcanzaron 50 activos en recocido simulado y 20 en QAOA, los universos de inversión reales suelen incluir cientos de activos, lo que requiere aún de avances en hardware y técnicas de embedding más eficientes. A su vez, la restricción presupuestaria se modeló mediante una función de penalización cuadrática, que, si bien es estándar en la literatura, introduce variables de holgura que incrementan el número de qubits necesarios y pueden afectar la eficiencia del algoritmo.

Finalmente, el estudio no ha considerado costos de transacción, restricciones de cardinalidad más complejas ni estrategias de rebalanceo dinámico, aspectos que serían relevantes en una aplicación práctica. A pesar de estas limitaciones, los hallazgos del trabajo permiten afirmar que la computación cuántica ofrece un camino prometedor para superar la maldición de la dimensionalidad en la optimización de portafolios.

REFERENCIAS

Bolsas y Mercados Argentinos (BYMA). Comunicado N° 18529 y Comunicado N° 18695.

Cohen, J., Khan, A. & Alexander, C. (2020). *Portfolio optimization of 60 stocks using classical and quantum algorithms*. arXiv:2008.08669

Cohen, J., Khan, A. & Alexander, C. (2020). *Portfolio optimization of 40 stocks using the d wave quantum annealer*. arXiv:2007.01430

Deutsch, D. (1985). *Quantum theory, the Church-Turing principle and the universal quantum computer*. Proceedings of the Royal Society of London. A. Mathematical and Physical Sciences, 400 (1818): 97-117.

Egger, D. J., Gambella, C., Marecek, J., McFaddin, S., Mevissen, M., Raymond, R. & Yndurain, E. (2020). *Quantum computing for finance: State-of-the-art and future prospects*. IEEE Transactions on Quantum Engineering, 1: 1-24.

Farhi, E., Goldstone, J. & Gutmann, S. (2014). *A quantum approximate optimization algorithm*. arXiv:1411.4028

Fernández-Pendás, M., Combarro, E. F., Vallecorsa, S., Ranilla, J. & Rúa, I. F. (2022). *A study of the performance of classical minimizers in the quantum approximate optimization algorithm*. Journal of Computational and Applied Mathematics, 404: 113388

Feynman, R. P. (1982). *Simulating physics with computers*. International Journal of Theoretical Physics, 21 (6-7): 467-488

Glover, F., Kochenberger, G. & Du, Y. (2018). *A tutorial on formulating and using QUBO models*. arXiv:1811.11538

Gunjan, A. & Bhattacharyya, S. (2023). *A brief review of portfolio optimization techniques*. Artificial Intelligence Review, 56 (5): 3847-3886

Herman, D., Googin, C., Liu, X., Galda, A., Safro, I., Sun, Y. & Alexeev, Y. (2022). *A survey of quantum computing for finance*. arXiv:2201.02773

Markowitz, H. (1952). *Portfolio selection*. Journal of Finance, 7 (1): 77-91

Markowitz, H. M. (1959). *Portfolio selection: Efficient diversification of investments*. Yale University Press

Markowitz, H. M. & Todd, G. P. (2000). *Mean-variance analysis in portfolio choice and capital markets*. John Wiley & Sons.

Morapakula, S. N., Deshpande, S., Yata, R., Ubale, R., Wad, U. & Ikeda, K. (2025). *End-to-end portfolio optimization with quantum annealing*. arXiv:2504.08843

Naik, A. S., Yeniaras, E., Hellstern, G., Prasad, G. & Vishwakarma, S. K. L. P. (2025). *From portfolio optimization to quantum blockchain and security: A systematic review of quantum computing in finance*. Financial Innovation, 11 (1): art 88

Paz, J. P., Roncaglia, A. J. & Schmiegelow, C. T. (2024). *Física cuántica*. Departamento de Física, FCEyN, UBA e IFIBA

Pérez Nadal, G. (s.f.). *Modelo de Ising*. Departamento de Física, FCEyN, UBA.

Qiskit (IBM Quantum). Documentación oficial de optimización y finanzas.

Wipplinger, E. (2007). *Philippe Jorion, Value at risk: The new benchmark for managing financial risk*, 3rd ed., Financial Markets and Portfolio Management, 21: 397-398